doi: https://doi.org/10.15407/visn2025.11.064

ЛЕТИЧЕВСЬКИЙ Олександр Олександрович — доктор фізико-математичних наук, завідувач відділу теорії цифрових автоматів Інституту кібернетики імені В.М. Глушкова НАН України

ІНСЕРЦІЙНЕ МОДЕЛЮВАННЯ І ТЕХНОЛОГІЯ ЦИФРОВИХ ДВІЙНИКІВ

Стаття містить огляд технології інсерційного моделювання та її використання в побудові цифрових двійників. Наведено основні поняття теорії агентів та середовищ, алгебри поведінок та основ символьного багатоагентного моделювання, обговорено створення та функціонування цифрових двійників у різних сферах діяльності, зокрема у транспортних системах, ядерній енергетиці, блокчейні. Розглянуто інсерційне моделювання неперервних процесів, а також багаторівневий метод моделювання в медицині та біології. Наведено приклади застосування в кібербезпеці нейроінсерційного підходу, основаного на комбінації методів штучного інтелекту та інсерційного моделювання, як моделі передбачення атак із підтвердженням алгебраїчною компонентою цифрового двійника.

Ключові слова: цифрові двійники, інсерційне моделювання, кібербезпека, формальна верифікація, нейронні мережі, машинне навчання, алгебра поведінок, нейросимвольний підхід, штучний інтелект.

Присвячується 90-річчю від дня народження академіка О.А. Летичевського

Цьогоріч видатному вченому-кібернетику академіку НАН України Олександру Адольфовичу Летичевському виповнилося б 90 років. Упродовж своєї більш як 60-річної наукової діяльності він продовжував і розвивав ідеї всесвітньо відомого українського математика академіка В.М. Глушкова, який започаткував застосування алгебраїчних методів до проєктування обчислювальних машин і систем. О.А. Летичевський сформував в Україні потужну алгебраїчну школу, представники якої працюють сьогодні в багатьох країнах світу.

Ще з 1960-х — 1970-х років О.А. Летичевський став відомим як один із розробників електронно-обчислювальної машини «МИР-2» — першого комп'ютера, що підтримував символьні обчислення, а також як один зі співавторів першої у світі операційної системи для багатопроцесорного обчислювального комплексу ЕС-2701 з локальною пам'яттю, який ще називали арифметичним макроконвеєром. Крім того, академік Летичевський зробив вагомий внесок у розвиток теорії автоматів, алге-

браїчне та логічне програмування, але все ж головним його науковим здобутком стала теорія інсерційного моделювання, яка виявилася надзвичайно практичною в індустрії та важливою для математичних досліджень.

Парадигма інсерційного моделювання постала наприкінці 1990-х років як узагальнення теорії автоматів і транзиційних систем. Термін «інсерційний» походить від англійського слова *inserted* — «занурений», що відображає занурення агента в середовище, де відбуваються агентні взаємодії. Головною особливістю інсерційного моделювання є те, що ця технологія розглядає взаємодію у деякому середовищі окремих сутностей, так званих агентів, кожен з яких являє собою транзиційну систему (або автомат), що змінює свій стан під дією інших агентів та середовища.

Упродовж двох останніх десятиліть інсерційна технологія розвинулася в потужний інструмент моделювання в різних галузях науки і промисловості. Інсерційне моделювання застосовують для верифікації, тестування та реінжинірингу програмних і апаратних систем, у побудові систем кібербезпеки, у фізичних і біологічних дослідженнях, блокчейн-технологіях тощо. В останні роки інсерційне моделювання почали комбінувати з методами штучного інтелекту (ШІ) і використовувати в технології цифрових двійників, яка зараз активно розвивається.

У цій статті ми розглянемо основні положення теорії інсерційного моделювання та його застосування в контексті технології цифрових двійників для вирішення завдань з протидії кризовим ситуаціям, а також у кібербезпеці та медицині.

Основи інсерційного моделювання. Наприкінці 1980-х років в Інституті кібернетики імені В.М. Глушкова НАН України під керівництвом академіка О.А. Летичевського було створено першу версію системи алгебраїчного програмування (АПС) [1], яка поєднала основні тогочасні парадигми програмування: імперативну, функціональну, логічну та алгебраїчну. Це давало змогу ефективно програмувати різноманітні математичні задачі на різних рівнях абстракції. Зокрема, в рамках АПС створювали розв'язувачі в різних теоріях, машини доведень, розвивали алгебраїчне моделювання, формалізацію логік та багато інших напрямів. Тому системи алгебраїчного програмування привернули до себе увагу як наукової спільноти, так і представників індустрії. В АПС використовували мову АПЛАН, основану на техніці переписувальних правил, що відкривало унікальні можливості для реалізації стратегії їх застосування [2].

Наприкінці 1990-х років О.А. Летичевський і Д. Гільберт опублікували кілька статей [3], присвячених поведінці агентів у середовищі. Ці роботи ґрунтувалися на загальній теорії взаємодії, і в них було узагальнено тогочасні підходи алгебр процесів, що дало поштовх розвитку інсерційного моделювання як взаємодії агентів, які являють собою алгебраїчні сутності.

Поняття агента еквівалентне визначенню транзитивної системи, тобто сутності, яка змінює свій стан під впливом зовнішнього середовища. Кількість станів при цьому може бути нескінченною.

Інсерційна парадигма визначає такі властивості агента:

- агент може бути зануреним (inserted) у середовище і взаємодіяти з іншими агентами цього середовища та із самим середовищем;
- агенти взаємодіють один з одним, надсилаючи інформацію (повідомлення) або через атрибути середовища;
- агент може бути середовищем для інших агентів, а саме середовище може бути агентом у середовищі вищого рівня абстракції.

В АПС агента визначено як алгебраїчну сутність, поведінка якої описується програмою в мові АПЛАН.

У 1999 р. компанія Motorola запропонувала співробітництво в дослідженні властивостей апаратного забезпечення. Перший успішний експеримент стосувався формалізації взаємодії агентів у рамках системи алгебраїчного програмування в мові АПЛАН, а саме, компонентів апаратного забезпечення шина — контролер — пристрій, а також автомобільної операційної системи OSEK. Одна з перших алгебраїчних

програм, що реалізовувала верифікацію властивостей системи, знайшла помилку в алгоритмі процесора, розробленого компанією Motorola для застосувань у промисловості.

У наступні десять років інсерційне моделювання розвивалося в контексті його використання в проєктах з верифікації, тестування та реінжинірингу програмних і апаратних систем, розроблюваних компанією Motorola. За цей час було створено й розвинено алгебру поведінок [4] в мові АПЛАН для опису взаємодій агентів та середовищ. На основі отриманих даних створено систему VRS (verification of requirements specifications), інтегровану в робочий процес компанії Motorola.

Алгебра поведінок визначається на множині дій та поведінок агентів. Основними операціями над поведінками є префіксинг («.»), визначення першої дії поведінки та недетермінований вибір поведінок («+»). Поведінку агентів представляють у вигляді поведінкових рівнянь, які, подібно до техніки переписування, розгортаються в множину сценаріїв — трас. Визначено також термінальні константи (успішне завершення, тупиковий стан, невизначений стан) і відношення включення — часткового порядку на множині поведінок. Крім того, операції алгебри поведінок розширено паралельною та послідовною композицією поведінок.

Алгебра поведінок дає можливість досить повно описувати поведінку програмних і апаратних систем, а також будь-яких систем взаємодії в природничих науках, економіці та інших галузях, підтримуючи ієрархію об'єктів і можливість формалізації в різних теоріях. Її відмінність від інших відомих алгебр (алгебри процесів CCS [5], алгебри Хоара [6], теорії мобільних амбієнтів Л. Корделлі [7]) полягає в більш узагальненому підході — всі перелічені вище алгебри можна представити в термінах алгебри поведінок.

Досліджувані системи представляють як взаємодії агентів у певному середовищі, а самі агенти визначають атрибутами різних типів. Множина атрибутів визначає тип агентів. Самих агентів конкретного типу може бути певна кількість.

Поняття «дії агентів» визначають формально в контексті інсерційного моделювання. Дія агента являє собою пару, що складається з передумови виконання дії та післяумови або зміни стану агентів і середовища. В контексті верифікації і тестування дії агентів називають також базовими протоколами, зокрема в проєктах компанії Motorola. Базовий протокол — це трійка, яка крім передумови та післяумови містить ще ілюстративну компоненту, що є корисним при генерації сценаріїв поведінки агентів. Формули передумови та післяумови визначають семантику дії; їх можна представити у відповідній теорії булівськими функціями, лінійною арифметикою, операціями та предикатами над рядками та ін.

Множина значень атрибутів агентів і середовище утворюють стан всієї системи. Агенти взаємодіють, виконуючи дії, і змінюють стан системи. Стан системи може бути конкретним чи символьним і визначається деякою формулою над її атрибутами. Якщо атрибути є конкретними, розгортання поведінки еквівалентне імітаційному моделюванню. Для символьних або довільних атрибутів символьне моделювання [8] виконують за такою семантикою: якщо передумова є сумісною зі станом середовища або їх кон'юнкція виконувана, тобто існують такі значення атрибутів, за яких ця кон'юнкція істинна, тоді агент може виконати дію і змінити свій стан згідно з післяумовою.

Символьне моделювання використовують у дослідженнях досяжності властивостей агентів, оскільки при його виконанні покривається значно більша множина поведінок, ніж при імітаційному моделюванні. Тому пряме символьне моделювання застосовують для розв'язання задач з пошуку порушень властивостей безпеки або доведення властивості життєздатності.

Обернене символьне моделювання в алгебрі поведінок використовують для пошуку прикладів сценаріїв, за яких певна властивість досяжна. В рамках алгебри поведінок можна застосовувати й інші формальні методи, зокрема пошук інваріантів стану системи, що використовують у доведенні властивостей

безпеки, а також статичне доведення властивостей системи, наприклад відсутності тупикових станів.

Отже, маючи інсерційну модель взаємодій агентів і середовища, можна вирішувати багато практичних завдань, пов'язаних із дослідженням та пошуком властивостей системи. Зокрема, інсерційне моделювання виявилося ефективною технологією для побудови й аналізу цифрових двійників у середовищі, в якому взаємодіють різноманітні сутності — агенти.

Технологія цифрових двійників. Термін «цифровий двійник» (digital twin) вперше запропонував доктор Майкл Грівз [9] у 2002 р. в презентації Університету Мічигану щодо цифрового управління життєвим циклом продукту. Проте фактично цифрового двійника вперше було створено в 1970 р. під час місії «Аполон-13», коли фахівці змоделювали двійник космічного корабля, на якому відпрацьовували різні сценарії в умовах пошкодження космічного апарата, що дало можливість убезпечити повернення астронавтів додому.

Простіше кажучи, цифровий двійник є віртуальною моделлю реального фізичного об'єкта, процесу або системи. Ця модель постійно оновлюються на основі даних, які отримує оригінальний об'єкт, та результатів їх обробки. Цифровий двійник дозволяє моніторити, аналізувати й прогнозувати поведінку об'єкта в реальному часі або досліджувати його властивості, часто з використанням ШІ, моделювання та великих даних.

Сьогодні технологія використання цифрових двійників активно розвивається в індустрії та багатьох предметних галузях. Цифровий двійник може бути моделлю окремого об'єкта, будівлі або комплексу споруд, цілого міста, програмної чи апаратної системи, природного середовища чи біологічної сутності.

Загалом основні функції цифрових двійників можна визначити так:

- моніторинг та відображення поведінки об'єкта в реальному часі;
- аналіз даних та властивостей у різні періоди життєвого циклу об'єкта;
- передбачення подій у реальному часі;
- моделювання процесів з метою оптимізації та запобігання порушенням безпеки;
- проведення тестів у безпечному віртуальному середовищі;
- підтримка прийняття рішень.

Відповідно до предметних галузей функції цифрових двійників налаштовано на вирішення специфічних проблем. Цифровий двійник може збирати дані, використовуючи сенсори, вимірювальні пристрої чи камери, відстежувати дії користувачів, вплив середовища тощо.

Цифрові двійники активно використовують для протидії кризовим сценаріям на об'єктах критичної інфраструктури. Інститут Алана Тюрінга (Лондон, Велика Британія) проводить дослідження, щоб з'ясувати, як цифровий двійник може сприяти запобіганню кризовим ситуаціям, прийняттю рішень, пом'якшенню наслідків кризової події в період відновлення об'єкта або середовища. Британський уряд розглядає технологію цифрових двійників як один із засобів запобігання національним ризикам[1]. Ця урядова програма спрямована на розширення національного потенціалу в технологіях і процесах цифровізації по всій країні.

Цифрові двійники можуть застосовувати у своїй структурі моделі класифікації на основі нейронних мереж, машинне навчання, 3D-моделювання, а також формальні символьні моделі. Взаємодія технологій уможливлює синергію властивостей окремих методів, що підвищує ефективність їх використання.

Створення цифрового двійника зазвичай відбувається вручну із застосуванням відповідних конструкторів. Прикладами таких конструкторів є Ansys Twin Builder[2] або Azure[3], який використовує мову визначення цифрових двійників (DTDL)[4]. Модель у мові DTDL подібна до класу в об'єктно-орієнтованій мові програмування і визначає форму даних для однієї конкретної концепції в робочому середовищі

[1] National Risk Register 2025. https://surl.li/ibkgfz

[2] Ansys Twin Builder. Create and Deploy Digital Twin Models. https://surl.li/imcfqx

[3] Learn about twin models and how to define them in Azure Digital Twins. https://surl.li/djfmgu

[4] Digital Twin Definition Language. https://surl.lt/lrpbxx

об'єкта-оригіналу. Моделі мають назви й містять такі елементи, як властивості, компоненти, зв'язки, які описують, що робить цей тип сутності в середовищі об'єкта.

Наприклад, на фабриці цифрові двійники дають виробникам можливість швидше, розумніше, економніше та ефективніше приймати рішення, виявляти вузькі місця, приховані блокування у виробничому процесі, аналізувати важкопередбачувані стохастичні процеси. З використанням даних у реальному часі всі процеси можна моделювати з високою точністю. Так, одна з відомих британських мереж супермаркетів Morrisons створила цифрового двійника для логістичних рішень та ефективних змін у поставках.

Агентство Reuters повідомляло, що вже до кінця 2025 р. більш як 500 міст впровадять технології цифрових двійників[5]. Загалом у «розумних» містах цифрові двійники можуть виконувати найрізноманітніші функції, спрямовані на боротьбу зі змінами клімату, протидію екологічним викликам (контроль теплових островів, забруднення повітря), підвищити ефективність управління підземними водами, збиранням та утилізацією відходів, системами транспорту, зеленими зонами тощо. Лідерами з використання цифрових двійників є Г'юстон, Сінгапур, Амстердам, Лос-Анджелес, Палермо.

Цифрові двійники будівель[6] є важливим засобом для забезпечення декарбонізації середовища, особливо з огляду на те, що лише 25 великих мегаполісів продукують 52 % всіх викидів парникових газів у світі. Цифрові двійники є віртуальними копіями будівель, а «розумні» лічильники й датчики передають дані бездротовим способом через хмару, тому в режимі реального часу можна збирати та відстежувати точні й детальні дані про обсяги викидів і відходів, споживання енергії та води, контролювати якість повітря та функціонування транспортної системи. Системи ШІ, що обробляють ці дані, допомагають у прийнятті обґрунтованих рішень і дозволяють оптимізувати системи опалення та охолодження будівель. Крім того, в управлінні будівлями ШІ-системи можна використовувати для передбачення критичних подій ще до їх виникнення, планування технічного обслуговування так, щоб уникнути незручностей та зменшити витрати.

Іншим прикладом є цифровий двійник океану[7] — багатовимірне віртуальне представлення океану, що функціонує майже в реальному часі, поєднуючи спостереження за океаном, інструменти ШІ та моделювання. Двійник працює на високопродуктивних комп'ютерах і доступний для дослідників. Цифровий двійник океану дає оцінку впливу діяльності людини на морське середовище, зокрема викидів вуглецю, забруднення, надмірного вилову риби. Моніторинг середовища дозволяє приймати рішення щодо відновлення морських та прибережних середовищ і їх адаптації до кліматичних змін.

24 березня 1999 р. у тунелі Монблан між Італією та Францією сталася аварія, внаслідок якої загорілася вантажівка. Інші автомобілі, що проїжджали в цей час тунелем, потрапили в пастку, а рятувальники не могли дістатися до осередку пожежі. Вогонь вирував 53 години, температура полум'я досягала 1000 °С, внаслідок горіння утворився токсичний дим. З італійського боку спробували нагнітати в тунель повітря, але це лише посилило проблему, підживлюючи вогонь та проштовхуючи отруйний чорний дим по всій довжині тунелю. У цій катастрофі загинуло 39 осіб. Відтоді було створено кілька сервісів, які отримували інформацію з тунелю для аналізу ситуації [10], а згодом виник і цілий напрям зі створення цифрових двійників автомагістральних тунелів [11]. У таких двійниках активно використовують системи ШІ для оброблення даних з численних сенсорів та вимірювальних приладів, передбачення критичної ситуації та оцінки відповідних ризиків.

Багатоагентні середовища в інсерційному моделюванні. Багатоагентні середовища

[5] How AI is arming cities in the battle for climate resilience. *Reuters*. May 29, 2024. https://surl.li/lhccgv

[6] How pairing digital twin technology with AI could boost buildings' emissions reductions. *World Economic Forum*. March 19, 2024. https://surl.li/xaykcp

[7] Digital Twin Ocean. https://surl.li/btnfnf

можна розглядати як результат взаємодії сутностей всередині деякої інформаційної або природної системи. Така система може бути як керованою, так і недетермінованою, і взаємодіяти із зовнішнім середовищем. Її можуть створити розробники (наприклад, «розумне» місто чи транспортна система), або вона може бути природною з високим ступенем недетермінізму (скажімо, взаємодія клітин у біологічному організмі). Іншим прикладом таких систем можуть бути економічні або соціальні взаємодії.

Багатоагентна система змінює свій стан під впливом взаємодії агентів та середовищ. Важливим поняттям є спостережуваність системи, тобто можливість за множиною спостережуваних параметрів або атрибутів агентів відтворити чи визначити стан системи. Якщо в системі відсутня така властивість або спостережувані параметри неможливо отримати, цифровий двійник на основі симуляційної моделі неспроможний запропонувати точне рішення в критичних випадках. У цьому разі інсерційне моделювання має перевагу, оскільки використовує символьне моделювання, де атрибути агентів можуть бути довільними або представленими за допомогою формул обмежень. При цьому розглядають множину можливих конкретних станів системи або символьний стан.

Розглянемо кілька багатоагентних систем, для яких цифровий двійник є необхідною компонентою безпечного функціонування, що відповідає вимогам до системи та системним специфікаціям.

Транспортна система. Транспортна система міста чи регіону охоплює як статичні структури — дороги, мости, тунелі, систему дорожнього регулювання, так і рухомі транспортні засоби. Відповідні застосунки обробляють і візуалізують дані з різноманітних джерел: численних сенсорів, систем локації транспортних засобів, метеорологічних станцій, систем сповіщення тощо. У разі надзвичайних ситуацій ці дані дають змогу ефективно протидіяти кризі та відновлювати порушену динаміку, що здійснюється за допомогою спеціальних структур керування, зокрема програмних систем.

В управлінні транспортною системою цифровий двійник може виконувати такі функції:

- до початку функціонування чи оновлення транспортної системи — аналізувати параметри стійкості та безпеки;
- під час функціонування транспортної системи — отримувати дані та аналізувати ситуацію з передбаченням можливих проблем;
- в разі виникнення кризової ситуації — давати підказки для прийняття відповідних рішень, визначати сценарії відновлення порушеної структури.

Створення цифрового двійника, який обробляє, аналізує та передбачає критичні ситуації, є важливим для запобігання аварійним ситуаціям на транспорті. Для цього цифровий двійник має отримувати та обробляти дані з відповідних джерел у реальному часі. Інсерційне моделювання спроможне вирішувати ці завдання, аналізувати властивості та генерувати оптимальні сценарії відновлення.

Наведемо простий приклад. За допомогою алгебри поведінок можна визначити головне рівняння, що представляє паралельну композицію поведінок:

$$B0 = B_{bus} \,||\, B_{car} \,||\, B_{people} \,||\, \ldots,$$

де B_{bus} — поведінка автобусних транспортних засобів, яку, відповідно, можна представити як паралельний рух автобусних маршрутів:

$$B_{bus} = B^{rout}{}_1 \,||\, B^{rout}{}_2 \,||\, \ldots,$$

де кожний маршрут — це система поведінкових рівнянь, яка виглядає так:

$$B^{rout}{}_i = (a^0{}_i . B^{daily}{}_i + a^t{}_i); B^{rout}{}_i,$$
$$B^{daily}{}_i = (a^{stop0}{}_i . B^{stops}{}_i); (a^{term}{}_i . B^{stops}{}_i); B^{daily}{}_i,$$
$$B^{stops}{}_i = \mathrm{nextStop}_i . B^{stops}{}_i + a^{terminal}{}_i.$$

Ця система поведінкових рівнянь являє собою послідовність дій агента — транспортного засобу, що змінює свої атрибути в процесі виконання дій. Систему будують згідно з правилами функціонування автобусних маршрутів. Атрибутами кожного маршруту або автобусу є дані про автобус, графік його руху, поточна локація та інші дані, зафіксовані в атрибутах агента як відповідна структура даних (наприклад, функціональні символи, масиви, списки тощо). Атрибути середовища містять дані про дороги в таких самих структурах даних, а також дані про

стан об'єктів (мости, тунелі), дорожню обстановку та метеорологічну ситуацію.

Дія агента — це змінення атрибутів, наприклад під час руху транспортного засобу змінюється локація і час прибуття. Дія агента визначається передумовою й післяумовою і виглядає так:

nextStop_i : ∃*dt, a*1(curStop)<=*dt*<=*a*2(curStop) ->
->location = coord(curStop); *T_arrive* = *T* + *dt.*

Зміст цього прикладу полягає в такому: «Нехай транспортний засіб витрачає час на дорогу між двома зупинками *dt*, який обмежений певним інтервалом. Тоді засіб змінить свої координати згідно з функцією coord і прибуде на зупинку в час *T_arrive*».

Дії можуть містити різні дані, пов'язані зі зміненням маршруту, запізненням засобів та зміненням атрибутів. Ці поведінкові специфікації можна порівняти із застосунком Google Maps, який фактично є цифровим двійником транспортного середовища. Відмінність полягає в тому, що Google Maps обробляє поточну конкретну ситуацію, виконуючи фактично імітаційне моделювання руху транспортних засобів. Цифровий двійник на основі інсерційної моделі здатний провести попереднє моделювання та перевірку властивостей життєдіяльності й порушення безпеки стосовно до можливих кризових подій, таких як змінення погодних умов, перевантаження руху або пасажиропотоку, вихід з ладу об'єкта критичної інфраструктури, зокрема тунелю чи мосту. Таке моделювання здійснюється під час запуску або оновлення транспортної системи і підтверджує або показує слабкі місця.

Під час функціонування системи символьне моделювання здатне оцінювати порушення властивостей безпеки та життєдіяльності навіть у разі неможливості отримати всі дані через порушення зв'язку або пошкодження джерел спостереження. Відповідно, сценарії відновлення можуть бути запропоновані з урахуванням цих факторів.

Атомна енергетика. Сучасний ядерний реактор є досить складною системою, в якій взаємодіють речовини, що забезпечують поділ ядра, та програмні й апаратні системи, що керують реакцією. Перший цифровий двійник дослідницького атомного реактора AGN-21 розроблено в Університеті штату Айдахо[8].

Ядерний реактор є багатоагентним середовищем, у якому крім систем обладнання агентами є також речовини. Інсерційну модель систем обладнання створюють вручну. Агентами є компоненти обладнання, функціонування яких відбувається за певним алгоритмом, що керує сповільненням чи припиненням реакцій розщеплення ядра (B_1), запуском та підтриманням самої реакції (B_2), а також роботою енергогенерувальних систем (B_3). Системи працюють паралельно, але вони синхронізовані через спільні ресурси.

В інсерційній моделі поведінка агентів визначається паралельною композицією, а середовище забезпечує їх синхронізацію:

$$B_{equipment} = B_1 \,||\, B_2 \,||\, B_3.$$

Агенти, що є речовинами в моделі, — це речовини, що беруть участь у реакції (плутоній, уран), вивільнені нейтрони, вода та інші фізичні компоненти. Дії таких агентів здійснюються згідно з фундаментальними фізичними законами, які можна сформулювати на різних рівнях абстракції — як на рівні взаємодій елементарних частинок, так і на рівні молекулярних взаємодій. Формалізація таких дій є досить складним завданням і передбачає залучення не лише алгебраїстів, а й фізиків. Бібліотека цих дій містить різні взаємодії фізичних сутностей, які можна використовувати в багатьох інших моделях. Якщо дії устаткування частіше розглядають як дискретні, то динаміку дій фізичних сутностей представляють неперервними процесами, що ми розглянемо далі.

Маючи інсерційну модель реактора, можна використати формальні методи, визначені в алгебрі поведінок, зокрема алгебраїчне моделювання. Це дає можливість оцінити ризики виникнення критичних умов функціонування реактора з урахуванням різних впливів зовнішнього середовища. Зокрема, можна досліджувати такі властивості, як порушення безпеки, а саме, підвищення радіоактивності; наслідки

[8] Idaho researchers develop reactor digital twin. *World Nuclear News.* 4 January 2024. https://surl.li/meleop

ядерних та хімічних реакцій; стійкість системи до відмов систем керування; розгерметизацію; надлишок вивільнених нейтронів тощо.

Моделювання паралельної композиції є досить високовартісною операцією, тому доцільно застосовувати методи її спрощення, зокрема за допомогою трансформації та застосування теорем і аксіом алгебри поведінок, алгоритмів виявлення незалежних компонент паралельної композиції. Більш ефективним способом може бути застосування так званого ШІ-керованого моделювання, що використовує підказки нейронної мережі. Докладніше ми розглянемо це в наступному розділі.

Блокчейн. Цифровий двійник блокчейну створюють з метою запобігання зловмисним діям та вторгненням, дотримання економічної рівноваги та інших важливих властивостей децентралізованої системи, а також регулювання алгоритму блокчейн-платформи для протидії критичним ринковим змінам.

Цифровий двійник блокчейну — це розподілена система агентів, які працюють паралельно і виконують дії, що полягають в обміні транзакціями. Його можна створювати автоматично і змінювати в разі появи нового вузла блокчейну або видалення якогось вузла. Кожну транзакцію можна змоделювати на цифровому двійнику та проаналізувати на можливість шахрайства або небажаної зміни стану блокчейну. Відповідно, таку транзакцію буде дозволено чи заблоковано.

Інсерційні моделі можна досліджувати за допомогою символьного моделювання та багатьох інших формальних методів. Використання інсерційних моделей дає досить точний розв'язок задачі, яка ставиться для цифрового двійника. Модель може бути побудована на необхідному рівні абстракції, який дозволяє відмовитися від зайвих деталей і, використовуючи необхідні методи, чітко визначити досяжність тієї чи іншої властивості. Інсерційне моделювання дає змогу на рівні моделі генерувати сценарії, що відповідають певним властивостям.

З іншого боку, символьне моделювання та засновані на ньому методи хоча й працюють із множинами станів, але спричиняють проблеми, пов'язані зі складністю семантики середовища та явищем комбінаторного вибуху. Крім того, застосування формальних методів потребує значних обчислювальних ресурсів, і якщо використання інсерційної моделі на етапі підготовки або попередньої верифікації об'єкта є доцільним, то в режимі реального часу це може бути неприйнятним. Тому інсерційні моделі поєднують із нейронними мережами, які спроможні долати ці труднощі. Такі моделі ми називаємо *нейроінсерційними*.

Поєднання інсерційного моделювання з ШІ. Інсерційну модель можна комбінувати з нейронною мережею глибокого навчання, яка будується та донавчається в процесі функціонування або створена попередньо на вже наявних наборах даних. Така нейронна мережа є частиною цифрового двійника і взаємодіє з інсерційною моделлю. Зокрема, набір даних можна створювати або розширювати моделюванням критичних ситуацій на інсерційній моделі.

Класифікація даних, які надходять із зовнішнього середовища, має передбачати порушення властивостей системи. Тим самим мережа може дати підказку інсерційній моделі для моделювання подальшого сценарію порушення. Це дає змогу раніше виявити небезпеку кризового явища і запустити відповідний сценарій протидії або відновлення.

Нейронна мережа як передбачення події. Якщо ми створимо інсерційну модель, яка чітко моделює сценарії взаємодії агентів у деякому середовищі, то передбачення в середовищі цієї моделі полягало б у з'ясуванні досяжності критичної властивості. Навчена нейронна мережа, працюючи в реальному часі, значно швидше та ефективніше дасть результат класифікації. Однак використання нейронної мережі глибокого навчання має певні недоліки. Передусім вона навчається на конкретному наборі даних, який отримано з поведінки досліджуваного об'єкта. Цей набір даних може бути неповним або сформованим без урахування поведінки об'єкта за критичних параметрів. Отже, важливо мати дані про стани, які призводять до руйнівних

наслідків, але їх досить складно, а іноді й неможливо отримати. Навіть такі нейронні мережі, що передбачають класифікацію на основі аномалій і тренуються на даних сценаріїв нормальної роботи об'єкта, не зможуть покрити абсолютно всі стани системи для надійної класифікації. Наслідком цього є велика кількість хибних виявлень, що сповільнює роботу системи, робить класифікацію неефективною і може призвести до помилкового блокування роботи об'єкта. В цьому разі інсерційну модель можна застосовувати як додатковий класифікатор, здатний моделювати наслідки, але це доцільно робити лише у випадку критичного виявлення.

Інсерційна модель може бути також додатковим генератором розширеного навчального набору, щоб покрити відсутні області даних. З іншого боку, інсерційна модель може змоделювати критичні ситуації, які складно або неможливо отримати для фізичної моделі, і в такий спосіб значно поліпшити результати класифікації нейронної мережі.

Підказки від нейронних моделей. Передбачення критичних подій та аналіз їх появи можна застосовувати на етапі підготовки об'єкта до функціонування. Досяжність спрацювання критичних властивостей вивчають на інсерційній моделі з використанням формальних методів і символьного моделювання. В разі складних багаторівневих систем може виникнути комбінаторний вибух, який призведе до надмірно тривалого часу моделювання або взагалі до неспроможності доведення чи спростування досяжності.

Нейронна мережа, натренована на спрацюванні критичної властивості на реальних або згенерованих даних, може ефективно допомогти в процесі моделювання систем з високим ступенем недетермінізму. На певному кроці моделювання мережа може дати підказку, на яку саме дію агента потрібно звернути увагу, щоб середовище було «ближчим» до шуканої властивості, розглядаючи поточні параметри як вхідні дані.

Нейросимвольний підхід у моделях штучного інтелекту. Крім взаємодії інсерційної та нейронної моделей розглядають також підхід, який безпосередньо вбудовує логічні знання в нейронні мережі [12] для підвищення якості класифікації, запобігання явищу перетренування та забезпечення пояснювальності результату. Логічні правила вбудовують у функцію втрат та інтегрують з автоматичним навчанням. Таку техніку представлено, зокрема, в бібліотеці Logic Tensor Networks [13]. Логічні правила можна також додавати до функції втрат у вигляді штрафів, що коригують відповідні ваги нейронної мережі [14].

У нейросимвольному підході використовують також онтології, представлені графами знань, що містять структурну ієрархію та відношення між об'єктами. Онтології можна вбудовувати у функцію втрат, а також використовувати в графових нейронних мережах.

Хоча цей підхід є гнучким, він не гарантує виконання обмежень, які задаються логічними правилами, і не є ефективним у разі великої кількості правил. Тому в цифрових двійниках критичних об'єктів варто використовувати нейросимвольний підхід у комбінації з інсерційними моделями.

Неперервні процеси в інсерційному моделюванні. Технологія інсерційного моделювання в перші роки свого існування передбачала використання дискретного підходу, коли дії агента розглядали як атомарні й миттєво змінювали всі атрибути агентів та середовища. Це добре працює для програмних засобів, де зміни середовища відбуваються дискретно, або для середовищ, де неперервною динамікою можна знехтувати.

Для вивчення моделей природних процесів спрощення формалізації процесів може бути недостатньо, оскільки виміри дискретності, наприклад час, є значущими для вивчення властивостей. У статті [15] О.А. Летичевський запропонував розширення використання інсерційного підходу для моделювання неперервних процесів, і в подальшому його учні та послідовники розвинули цю ідею. Такий підхід дає можливість розглядати стани біологічних і фізичних систем, що змінюються в часі, та створювати цифрові двійники таких природних сутностей. Моделювання неперервних

процесів є важливим і в економічній сфері, а також для вивчення інженерних механізмів, принцип роботи яких ґрунтується на взаємодії газів та рідин, змінення швидкостей та інших динамічних процесах.

При здійсненні агентом дії наступний його стан розглядають як змінення атрибутів із певною швидкістю. Таким чином дія запускає неперервний процес під впливом одного з тригерів, який можна описати диференціальним рівнянням або системою рівнянь. Перебуваючи в динамічному стані, агент може його змінити під впливом іншого тригера і запустити інший процес. У складних системах такі процеси можуть відбуватися паралельно. В цьому разі відповідне поведінкове рівняння буде представлено паралельною композицією поведінок.

Прикладом цифрового двійника на нейроінсерційній основі може бути модель чотиритактного двигуна внутрішнього згоряння. При цьому у взаємодії беруть участь такі агенти: механічна конструкція, яка містить поршень, стінки, колінчастий вал та речовини (паливо з певними властивостями, повітря, продукти згоряння), що взаємодіють між собою і з механічними елементами. Механічна конструкція має атрибути, які характеризують геометрію корпусу двигуна, швидкість поршня, температуру стінок корпусу, і основний атрибут — кут повороту колінчастого вала.

Якщо ми розглядаємо одноциліндровий чотиритактний двигун внутрішнього згоряння, його поведінка представляє паралельну композицію процесів газообміну, початок, тривалість та закінчення яких залежать від кута повороту колінчастого вала і відповідають певним тактам двигуна:

$$P_1 \,||\, P_2 \,||\, P_3 \,||\, P_4,$$
$$P_i = a_i.(bi + \text{end}).P_i + \text{end}.$$

Наприклад, головним процесом, який триває протягом усього першого такту, є впуск повітря P_1. Паралельно відбувається випуск продуктів згоряння P_2. Дія a_1 є передумовою запуску цього процесу, що визначається значенням кута повороту колінчастого вала. Весь цей процес являє собою динамічний стан, що закінчується дією, яка містить умову припинення процесу. Такою умовою може бути закриття клапанів, що керують подачею повітря чи випуском продуктів згоряння.

Динамічний стан визначається системою диференціальних рівнянь, розв'язок яких є множиною рівностей, що визначають залежності атрибутів усіх агентів та середовища (температури, тиску, маси газової суміші, а також положення поршня та об'єму камери впродовж такту) від поточного кута повороту колінчастого вала. Ці рівності можуть бути представлені в післяумові дії a_i. Так, диференціальні рівняння описують змінення площі перерізу вихідного і вхідного клапанів, змінення об'єму циліндра над поршнем, швидкість взаємодії газів у камері згоряння, змінення маси газів.

Повторення тактів виконується циклічно при спрацюванні відповідних передумов, а закінчується виконання моделювання роботи двигуна поведінкою end, яка моделює зупинку двигуна і може статися або під час виконання інших тактів, або під час активного такту.

Інші такти описуються відповідною системою диференціальних рівнянь і представляють інші процеси — рух поршня у відповідному напрямі, стиснення повітря, а також реакції сумішоутворення (впорскування палива в циліндр зі стиснутим повітрям) та горіння, виштовхування продуктів згоряння з циліндру двигуна тощо.

Нейроінсерційні двійники в кібербезпеці. Нещодавні події в Іспанії і Португалії, що спричинили блекаут і призвели до зникнення інтернету й мобільного зв'язку, довели необхідність змінення підходу до захисту об'єктів критичної інфраструктури. Одним із можливих заходів є використання цифрових двійників об'єктів, які можуть бути як програмною, так і апаратною системою чи мережею. Отримання двійником даних паралельно з об'єктом захисту дозволить передбачати загрозу за допомогою ШІ-систем і моделювання критичних даних на інсерційних моделях для прийняття подальших рішень. Такий аналіз даних може відвернути загрозу як зловмисного вторгнення в систему, так і природного впливу зовнішнього середовища.

Двійники систем доцільно створювати на основі нейроінсерційного підходу, який в інсерційному моделюванні є комбінацією алгебраїчного та ШІ-підходу. Вбачається, що класифікацію нейронної мережі при визначенні відхилення від нормальної роботи об'єкта має бути підтверджено символьним моделюванням. Основним недоліком сучасних систем ШІ для виявлення вторгнень є хибні виявлення, які істотно гальмують роботу систем. Водночас такі ШІ-системи досить швидкі і здатні класифікувати вторгнення в режимі реального часу. Крім того, ШІ-системи можуть виявляти відхилення від нормальної роботи, які можна класифікувати як невідому атаку. Традиційні системи виявлення вторгнень, що працюють на основі сигнатур вторгнень та вірусів, є більш надійними, але вони погано пристосовані до появи нових атак, які можуть бути незначною модифікацією вже відомих.

Нейроінсерційний підхід спроможний вирішити цю проблему — поєднання моделі ШІ з інсерційною моделлю дає змогу отримувати точні виявлення в режимі реального часу. Інсерційна модель контролює точність нейронної мережі в разі виявлення нею підозрілої активності. Така комбінація реалізує парадигму «ланцюжка думок» (chain of thought) [16], що передбачає взаємодію двох моделей, одна з яких є більш надійною, але слабкішою з точки зору ефективності, а інша — менш надійною, але більш ефективною. Модель штучного інтелекту є більш ефективною з точки зору функціонування в реальному часі.

Нейронна мережа є фронтендом системи виявлення вторгнень і сприймає інформацію, що надходить до системи, яка підлягає захисту. Це може бути інтернет-трафік, якийсь інший телекомунікаційний протокол, певні канали зв'язку, які можуть стати доступними хакерам. Розглянемо бінарну класифікацію, що виявляє наявність або відсутність атаки. У ШІ-моделі, натренованій на прикладах нормальної роботи системи, всі відхилення класифікуються як атака. Ці приклади покриваються множиною розглянутих сценаріїв нормальної роботи, тому ймовірність невиявлення відхилення є практично нульовою. Якщо система досить складна, неможливо розглянути абсолютно всі сценарії роботи, внаслідок чого хибні виявлення стають проблемою. Саме тому інсерційна компонента має підтверджувати наявність атаки в разі її виявлення ШІ-моделлю.

Інсерційна компонента є цифровим двійником бінарного коду системи, представленим в алгебраїчному вигляді, і може виконувати символьне моделювання за відсутності деяких даних. Створення такого цифрового двійника реалізують за допомогою трансляції машинних інструкцій в алгебраїчні специфікації [17].

Підтвердження класифікації нейронної мережі інсерційною компонентою дозволяє додати розширений приклад для дотренування ШІ-моделі. Крім того, інсерційна компонента може генерувати навчальний набір на основі змодельованих атак або забезпечити навчальний набір для нейромережі певним покриттям сценаріями роботи системи, що підлягає захисту.

Інсерційну компоненту можна використовувати і в період підготовки до запуску системи виявлення вторгнень для проведення верифікації на можливі вразливості, а потім додати отримані результати в навчальний набір нейромережі.

Багаторівневе моделювання. В інсерційному моделюванні явно присутня ієрархічна структура, що визначається середовищами, в яких взаємодіють агенти. Це дає можливість використовувати багаторівневе моделювання для пошуку сценаріїв поведінки агентів, які ведуть до шуканої властивості. Якщо нам не вдається знайти відповідний стан агентів у цьому середовищі, ми можемо розглянути моделювання в рамках агента, який сам є середовищем для інших агентів. Наприклад, якщо, моделюючи клітинні взаємодії в середовищі речовин, з яких складається лікарський препарат, не вдається знайти необхідну концентрацію речовини в цих ліках, ми можемо розглянути взаємодію цих сполук на молекулярному рівні.

Ще одним прикладом використання нейроінсерційного підходу є експеримент із пошуку умов клітинного апоптозу (програмованої клітинної смерті). Зокрема, у дослідженні [18]

було розглянуто інсерційну модель взаємодії пухлинної клітини з вірусом везикулярного стоматиту, здатним активувати процес її програмованої загибелі.

У моделі на верхньому рівні абстракції було розглянуто такі елементи клітини та міжклітинного середовища: адаптерні білки, що забезпечують білок-білкові взаємодії (TRADD); білки-регулятори (RIP, APAF); білки-активатори (FADD, TRAF2); білки-блокатори, або інгібітори (cIAP1), та інші білки, що беруть участь у розвитку і блокуванні апоптозу. Зокрема, на цьому рівні ми оперуємо кількісним складом таких агентів та відповідністю певних білкових доменів, що свідчать про можливі взаємодії між цими агентами. Проте для пошуку сценарію активації апоптозу моделювання взаємодії на рівні білків є недостатнім. Тому утворення певних сполук, зміни у структурних формулах білків та додаткові хімічні реакції в клітині було розглянуто на рівні міжмолекулярних та міжатомних взаємодій, зокрема проведено моделювання утворення та впливу на клітинні процеси іонів кальцію, натрію, активних форм кисню тощо.

Можливість розглядати моделювання на різних рівнях абстракції доцільно розширити, використовуючи комбінацію інсерційної моделі з моделлю ШІ. Маючи дані про взаємодію на різних рівнях, можна побудувати модель класифікації «близькості» речовин на рівні їхньої структури або властивостей. Інсерційна модель може використовувати ці підказки, в тому числі перехід з рівня на рівень.

Зазначені експерименти з моделювання сценаріїв клітинних процесів потребують розгляду значної кількості атрибутів, які є індивідуальними як для кожної окремої клітини, так і для кожної людини загалом. Фактично створюється персоналізована модель, яку можна вважати своєрідним цифровим двійником унікальної біологічної сутності.

Цифровий двійник біологічних елементів людини [19] є важливим напрямом сучасних досліджень. Вважають, що створення таких цифрових двійників на різних рівнях — на клітинному, геномному, на рівні взаємодії клітинних компартментів та структур у певному органі — є кроком до персоналізованої медицини, що сприятиме більш ефективному лікуванню, запобіганню ускладненням, алергічним реакціям тощо.

Створення цифрового двійника людини є відкритою проблемою, яку зараз активно вивчають у всьому світі. Інсерційна модель може використовувати дані цифрового двійника для пошуку й моделювання ефективного способу лікування. Для цього створено експертну базу знань на основі інсерційного підходу, в якій у вигляді дій агентів міститься інформація про взаємодії білків, хімічні реакції та клітинні взаємодії. Ця експертна база постійно поповнюється новими формалізаціями знань. Планується зробити її сумісною зі світовою базою даних білків[9].

Висновки. Широке впровадження технології цифрових двійників є важливим для нашої країни, особливо в складні часи воєнного протистояння. Цифрові двійники можуть контролювати об'єкти критичної інфраструктури, шукати сценарії швидкого відновлення роботи в разі виведення їх з ладу. Цифрові двійники можна встановлювати на автономному обладнанні, наприклад на дронах, для забезпечення оптимальних сценаріїв поведінки, використовувати в кібербезпеці для передбачення вторгнень у програмні та апаратні ресурси ще до того, як вони призведуть до руйнування структури. Об'єкти, для яких створюють цифрові двійники, можуть бути багатокомпонентними і мати складну ієрархічну структуру. Саме тому інсерційне моделювання вважають одним із найбільш раціональних підходів для дизайну цифрових двійників.

Цифрові двійники для супроводження об'єкта з метою передбачення критичних подій використовують нейронні мережі глибокого навчання або їх різновиди. Комбінування нейронних мереж з інсерційними моделями є доцільним та корисним для зменшення кількості хибних виявлень і підтримки прийняття рішень.

[9] Protein Data Bank. https://www.rcsb.org/

Однак якщо для специфікованих систем, таких як програмні та апаратні системи, застосовують автоматичну трансляцію в інсерційну модель, то для таких сутностей, як природні об'єкти, механічні моделі або багатокомпонентні утворення («розумне» місто, «розумна» будівля), дизайн інсерційної моделі є досить складним завданням. Тому подальші дослідження варто зосередити на вирішенні проблеми дизайну, в якій не останню роль відіграють алгоритми ШІ. Зокрема, трансляція наявних мов для створення цифрових двійників (наприклад, DTL) в алгебраїчні специфікації є одним із часткових рішень цієї проблеми.

Нейроінсерційний підхід до дизайну цифрових двійників є ефективним не лише у захисті об'єктів і прийнятті рішень, його можна також широко застосовувати для підтримки наукових та інженерних експериментів. Це стосується моделювання експериментів в умовах, які неможливо відтворити, або в умовах, які можуть призвести до руйнівних подій.

Ще одним важливим напрямом подальших досліджень є вибір рівня абстракції й відповідна параметризація моделі, що цілком залежить від властивості, яку аналізує цифровий двійник, а відповідні формальні методи можна застосовувати для виявлення залежностей і конфігурування моделі.

Загалом нейроінсерційний підхід, оснований на теорії і практиці інсерційного моделювання, започаткованого академіком О.А. Летичевським, а також на сучасних досягненнях у розвитку методів штучного інтелекту, відкриває вищий рівень можливостей у встановленні нових закономірностей та створенні нових інженерних рішень.

Послідовники школи інсерційного моделювання в Інституті кібернетики імені В.М. Глушкова НАН України та деяких університетах України і Європи активно працюють над вдосконаленням нейроінсерційного підходу та його застосуванням у різноманітних галузях індустрії.

REFERENCES
[СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ]

1. Letichevsky A.A., Kapitonova J.V. Algebraic Programming in the APS System. In: *ISSAC'90: Proc. Int. symp. on symbolic and algebraic computation* (20—25 August, 1990, Tokyo, Japan). P. 68—75. https://doi.org/10.1145/96877.9689
2. Kapitonova J.V., Letichevsky A.A., Konozenko S.V. Computations in APS. *Theoretical Computer Science*. 1993. **119**(1): 145—171. https://doi.org/10.1016/0304-3975(93)90343-R
3. Letichevsky A.A., Gilbert D.R. Agents and environments. In: *Proc. 1st Int. sci. conf. on programming* (2—4 September, 1998, Kyiv, Glushkov Institute of Cybernetics of NAS of Ukraine). https://apsystems.org.ua/uploads/doc/ims/AE.eng.pdf
4. Letichevsky A. Algebra of behavior transformations and its applications. In: Kudryavtsev V.B., Rosenberg I.G., Goldstein M. (eds) *Structural Theory of Automata, Semigroups, and Universal Algebra*. NATO Science Series II: Mathematics, Physics and Chemistry. Vol. 207. Springer, Dordrecht, 2005. https://doi.org/10.1007/1-4020-3817-8_10
5. Milner R. *A Calculus of Communicating Systems*. Lecture Notes in Computer Science. Vol. 92. Springer, Berlin, 1980. https://doi.org/10.1007/3-540-10235-3
6. Hoare C. A. R. *Communicating Sequential Processes*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1985. https://doi.org/10.1145/359576.359585
7. Cardelli L., Gordon A.D. Mobile ambients. In: Nivat M. (ed.) *Foundations of Software Science and Computation Structures.* FoSSaCS 1998. Lecture Notes in Computer Science. Vol. 1378. Springer, Berlin, Heidelberg, 1998. P. 140—155. https://doi.org/10.1007/BFb0053547
8. Letichevsky A., Letychevskyi O., Peschanenko V., Weigert T. Insertion modeling and symbolic verification of large systems. In: Fischer J., Scheidgen M., Schieferdecker I., Reed R. (eds) *SDL 2015: Model-Driven Engineering for Smart Cities*. Lecture Notes in Computer Science. Vol. 9369. Springer, Cham, 2015. https://doi.org/10.1007/978-3-319-24912-4_1
9. Grieves M. *Origins of the Digital Twin Concept*. 2016. https://doi.org/10.13140/RG.2.2.26367.61609
10. Catmur J., King K., Parsons M., Tarada F. A Service Analysis of the Mont Blanc Tunnel Fire. In: *Proc. Safety Critical Systems Symposium*. York, UK, 2023.

11. Yang X., Yu S., Wang J., Chen H., Huang Y., Luo Z., Fu L. Application of a digital twin for highway tunnels based on multi-sensor and information fusion. *Front. Phys*. 2024. **12**: 1335494. https://doi.org/10.3389/fphy.2024.1335494
12. Amit S., Kaushik R., Manas G. Neurosymbolic Artificial Intelligence (Why, What, and How). *IEEE Intelligent Systems*. 2023. **38** (3): 56—62. https://doi.org/10.1109/MIS.2023.3268724
13. Serafini L., d'Avila Garcez A. Logic Tensor Networks: Deep Learning and Logical Reasoning from Data and Knowledge. arXiv:1606.04422. https://doi.org/10.48550/arXiv.1606.04422
14. Giunchiglia E., Stoian M.C., Lukasiewicz T. Deep Learning with Logical Constraints. In: *Proc. 31st Int. Joint Conf. on Artificial Intelligence*. 2022. P. 5478—5485. https://doi.org/10.24963/ijcai.2022/767
15. Letichevsky A.A. Algebraic interaction theory and cyber-physical systems. *Problems of Control and Informatics*. 2017. **62**(5): 37—55. https://doi.org/10.1615/JAutomatInfScien.v49.i9.10
[Летичевский А.А. Алгебраическая теория взаимодействия и кибер-физические системы. *Проблемы управления и информатики*. 2017. № 5. С. 37—55.]
16. Arnav B., Bernabeu-Perez P., Helm-Burger N., Kostolansky T., Whittingham H., Phuong M. CoT red-handed: Stress testing chain-of-thought monitoring. arXiv:2505.23575. https://doi.org/10.48550/arXiv.2505.23575
17. Letychevskyi O., Peschanenko V. Applying algebraic virtual machine to cybersecurity tasks. In: *Proc. 2022 IEEE 9th Int. Conf. on Sciences of Electronics, Technologies of Information and Telecommunications (SETIT)*, Hammamet, Tunisia, 2022. P. 161—169. https://doi.org/10.1109/SETIT54465.2022.9875895
18. Letychevskyi O.O., Tarasich Y.H. Neuro-symbolic approach for the biological systems and processes research. *Problems in Programming*. 2024. (2-3): 271—279. https://doi.org/10.15407/pp2024.02-03.271
19. Katsoulakis E., Wang Q., Wu H., Shahriyari L., Fletcher R., Liu J., Achenie L., Liu H., Jackson P., Xiao Y., Syeda-Mahmood T., Tuli R., Deng J. Digital twins for health: a scoping review. *npj Digital Medicine*. 2024. **7**(1): 77. https://doi.org/10.1038/s41746-024-01073-0

Oleksandr O. Letychevskyi
V.M. Glushkov Institute of Cybernetics of the National Academy of Sciences of Ukraine, Kyiv, Ukraine
ORCID: https://orcid.org/0000-0003-0856-9771

INSERTION MODELING AND DIGITAL TWIN TECHNOLOGY

The article provides an overview of the technology of insertion modeling and its use in the creation of digital twins. The main concepts of the theory of agents and environments, behavior algebra and the basics of symbolic multi-agent modeling are presented within the framework of the creation and functioning of digital twins in various areas, in particular, transportation systems, nuclear power industry and blockchain. The insertion modeling of continuous processes is considered, as well as a multi-level modeling method in medicine and biology. The neuro-insertion approach, which is based on a combination of artificial intelligence methods and insertion modeling, is considered. Examples of the application of the neuro-insertion approach in cybersecurity, as a model for predicting attacks with confirmation by the algebraic component of the digital twin, are presented.

Keywords: digital twins, insertion modeling, cybersecurity, formal verification, neural networks, machine learning, behavior algebra, neuro-symbolic approach, artificial intelligence.

Cite this article: Letychevskyi O.O. Insertion modeling and digital twin technology. *Visn. Nac. Akad. Nauk Ukr*. 2025. (11): 64—77. https://doi.org/10.15407/visn2025.11.064